

# 로봇 중재를 활용한 햅틱 훈련을 위한 운전 기능의 신경망 기반 모델링

이호진<sup>1</sup>, 김형균<sup>2</sup>, 최승문<sup>1</sup>  
포항공과대학교 <sup>1</sup>컴퓨터공학과, <sup>2</sup>기계공학과

## Driving Skill Modeling Using Neural Networks for Robot-Mediated Haptic Training

Hojin Lee<sup>1</sup>, Hyongkyun Kim<sup>2</sup>, Seungmoon Choi<sup>1</sup>  
Pohang University of Science and Technology,

Department of <sup>1</sup>Computer Science and Engineering and <sup>2</sup>Mechanical Engineering  
e-mail: <sup>1</sup>{hojini33, choism}@postech.ac.kr, <sup>2</sup>artome87@gmail.com

### 요 약

로봇 활용 훈련은 최근 활발하게 수행되는 연구 분야로, 본 논문은 이러한 연구의 연장선에서 로봇 활용 훈련 대상인 감각운동 기능, 그 중에서도 대표적인 운전 기능을 모델링하고, 이를 로봇 활용 훈련 중에서도 아주 효과적인 수행 오차에 기반한 햅틱 도움 방법에 해당 모델을 적용하는 방식을 소개하려 한다. 본 논문에서는 기능 모델링 방법으로 신경망 알고리즘을 사용하였으며, 특히 (1) 기본 신경망과 (2) 사람의 결정 과정을 모방한 결정 기반 신경망을 각각 구축하여 성능을 검증하였다. 그 결과 신경망 알고리즘이 모델링에 유용하게 쓰일 수 있다는 것과, 특히 결정 기반 신경망이 더욱 효과적으로 햅틱 도움 방법에 쓰일 수 있다는 사실을 확인하였다.

### 1. 서론

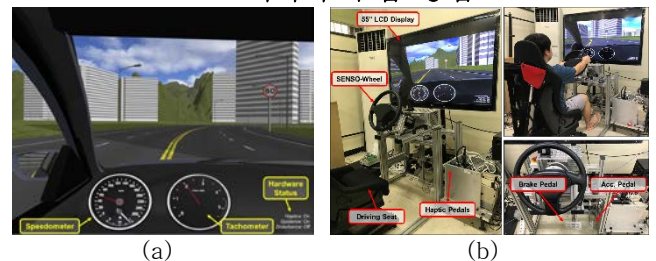
감각운동 기능(Sensorimotor Skill)은 전문적인 기술 수준을 보유한 사람으로부터 전수 받는 것이 일반적이다. 그러나 최근 로봇 기술의 발전은 인간 강사의 훈련을 대체, 로봇이 기능 교육을 실시하는 로봇-중재 훈련(Robot-Mediated Training)을 가능케 하였다. 이는 시간적, 경제적인 효율성을 증대시킬 뿐 아니라, 가상 시뮬레이션을 통해 안전한 교육도 담보한다는 장점이 있다. 훈련 시간이나 최종 기술 수준 등 교육의 질적 부분도 해당 방법이 향상시킬 수 있음이 기존 몇몇 연구에서 보고된 바 있다[1].

이에 따라 우리는 감각운동 중에서도 일상적이면서도 복잡한 기능인 운전을 훈련시킬 수 있는 시뮬레이터를 개발하고자 하였다. 훈련 방법으로는 햅틱 도움(Haptic Assistance)을 선택하였는데, 이는 사람에게 촉감/역감을 기능 수행에 필요한 증강 피드백(Augmented Feedback)으로 제공, 교육 효율을 향상시키는 방법이다. 특히 역감을 전달하는 힘 피드백을 로봇에 활용할 경우 증강 피드백의 일종인 수행지식(Knowledge of Performance)을 훈련자에게 제공할 수 있다는 장점 또한 있다.

그러나 햅틱 도움 등의 로봇-중재 훈련을 위해서는 성공적인 기능 수행을 대표하는 이상적 실지값(Ground Truth)의 모델링이 필수적이다. 왜냐하면 보통 햅틱 훈련에서는 실지값과 현재 수행의 오차를 비교하여 훈련 알고리즘이 구성되기 때문이다. 특히 실제 운전과 같은 복잡한 태스크에서는 더욱 복잡한 기능 모델이 필요할 수 밖에 없다. 이에 따라, 우리는 인공 신경망(Artificial Neural Network)을 사용하여 운전 기능을 모델링하고 이를 햅틱 운전 훈련 시

뮬레이터에 적용, 햅틱 운전 훈련이 효과적으로 수행될 수 있음을 보이고자 했다. 본 논문에서는 이에 따라 두 가지 다른 형태의 신경망을 구현, 각 신경망으로 추출된 기능 모델의 적합성을 분석하고자 한다.

### 2. 데이터 수집 방법



[그림 1] (a) 가상 운전 시뮬레이션의 스크린샷.  
(b) 햅틱 운전 훈련 시뮬레이터의 하드웨어 구성.

햅틱 운전 훈련 시뮬레이터는 (1) 모델링에 필요한 데이터 수집을 위해 실제 운전 환경과 유사하게 구성되어 있어야 하며, (2) 토크를 바탕으로 햅틱 피드백을 제공할 수 있어야 한다. 이에 따라, 우리는 Unity 5로 개발된 가상 차량 동역학 엔진인 Vehicle Physics Pro (VPP, [2])를 사용, 현대자동차의 제네시스 차량을 주행하는 실사 유사 환경을 50 Hz의 업데이트율로 구현하였다(그림 1a). 55인치 LCD 디스플레이와 상용 햅틱 스티어링 휠, 그리고 자체 개발한 햅틱 페달[3]을 결합하여 햅틱 운전 훈련 시뮬레이터를 완성하였다(그림 1b). 각 장비는 800 Hz의 속도로 실제 운전을 모사한 토크 피드백이 주어진다.

개발된 시뮬레이션 환경에서 다양한 형태의 도로를 구성하고, 6년여의 운전 경험을 가진 운전 전문가

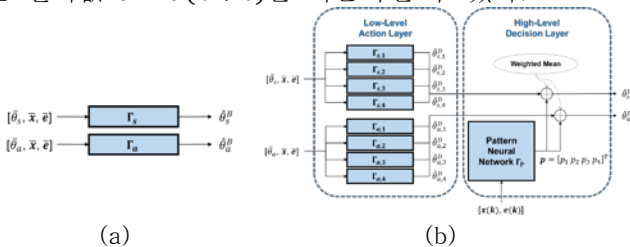
가 약 3-4시간 정도의 운전을 수행하여 기능 모델링에 필요한 데이터를 수집하였다.

### 3. 인공 신경망의 구현

특정 움직임에 대한 인간의 제어 성능은 다음과 같은 형태의 재귀 신경망(Recurrent Neural Network)으로 표현될 수 있다[4].

$$\mathbf{u}(k + \tau) = \Gamma[\mathbf{u}(k), \mathbf{u}(k - \tau), \dots, \mathbf{u}(k - (D_u - 1)\tau), \mathbf{x}(k), \mathbf{x}(k - \tau), \dots, \mathbf{x}(k - (D_x - 1)\tau), \mathbf{z}(k), \mathbf{z}(k - \tau), \dots, \mathbf{z}(k - (D_z - 1)\tau)]$$

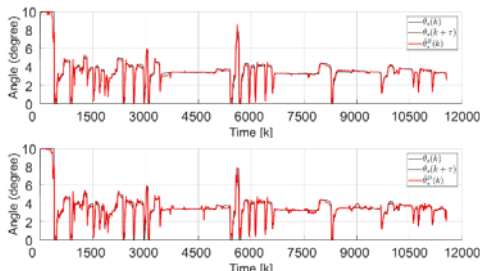
여기서  $\mathbf{u}(k)$ 는 스티어링 휠과 페달의 각도를 의미하는 제어 벡터(Control Vector),  $\mathbf{x}(k)$ 는 차량 속도, 각속도 등의 상태 벡터(State Vector),  $\mathbf{z}(k)$ 는 도로 바깥까지의 거리 정보 등 외부 환경 정보를 의미한다. 따라서 수집한 기존 데이터의 스티어링 휠  $\mathbf{u}(k) = \theta_s$  또는 페달  $\mathbf{u}(k) = \theta_p$  각도를 통해 신경망을 훈련시킨다면, 성공적인 전문가의 주행을 예측하는 실지값  $\hat{\theta} = \theta(k + \tau)$ 를 이끌어낼 수 있다.



(a) 기본 신경망의 구조, (b) 결정 기반 신경망의 구조.

우리는 해당 실지값으로 대표되는 이상적인 운전 기능과 현재 운전 수행과의 오차를 측정, 햅틱 도움을 적용함으로써 효과적인 기능 훈련이 가능할 것으로 생각하였다. 이에 따라 (1) 그림 2a와 같은 기본 신경망 및, (2) 그림 2b와 같이 인간의 결정-행동 양식(Decision-Action Behavior)을 모방한 결정 기반(Decision-Based) 신경망을 각각 구축하였다. 결정 기반 신경망의 경우 상태 벡터  $\mathbf{x}(k)$  및 환경 정보  $\mathbf{z}(k)$ 에 의한 패턴 신경망을 사용하여 적합한 행동을 판단하는 결정 레이어 및 각 행동에 따라 실지값을 추정하는 행동 레이어로 나뉘고, 각 레이어에서의 결과가 최종적으로 혼합되어 실지값이 모델링된다.

### 4. 평가 및 결론



[그림 3] 각 신경망으로 실제 페달 값을 예측한 결과로, 위쪽이 기본 신경망, 아래 쪽이 결정 기반 신경망. 검은 색 선이 실제 주행을, 붉은 색 선이 예측값을 나타낸다.

모델링의 평가를 위해 데이터 수집에 참여한 전문가와 운전을 처음 경험하는 초보자가 참여하였다. 두

참여자자는 더욱 복잡한 도로에서 주행을 실시하였고, 이 때의 예측 오차(Prediction Error)  $e_p = \theta(k + \tau) - \hat{\theta}$ 와 실제 햅틱 도움에 쓸 교정 오차  $e_c = \theta(k) - \hat{\theta}$ 를 정규화(Normalize)하여 제공된 평균 오차(Root Mean Squared Error; RMSE)를 측정, 비교하였다.(표 1 및 표 2)

[표 1] 예측 오차에 대한 정규화된 RMSE (%)

장비	참여자	기본 신경망	결정 기반 신경망
스티어링 휠	전문가	2.8249	2.9264
	초보자	4.0694	4.2284
페달	전문가	1.9082	2.1171
	초보자	3.8016	2.9582

[표 2] 교정 오차에 대한 정규화된 RMSE (%)

장비	참여자	기본 신경망	결정 기반 신경망
스티어링 휠	전문가	2.5480	2.8453
	초보자	2.7825	3.3576
페달	전문가	3.2111	3.7693
	초보자	5.4510	9.8603

그림 3에서처럼 각 신경망의 예측 실지값은 비슷하며, 그에 따라 예측 오차 또한 비슷하다(표 1). 특히 전문가의 경우 1~3%의 낮은 예측 오차를 보임으로써 인공 신경망이 모델링에 유용하게 쓰일 수 있음을 보여준다. 교정 오차(표 2)의 경우 전문가는 두 신경망이 큰 차이가 없었으나 초보자의 경우 결정 기반 신경망이 햅틱 도움에 필요한 교정 오차를 다량 생성하게 되며, 따라서 결정 기반 신경망이 훈련에 필요한 더욱 많은 정보를 제공해 줄 수 있다는 사실이 파악된다. 즉, 인공 신경망이 운전 기능 전수를 위한 모델링에 적합하며, 특히 결정 기반 신경망을 사용할 경우 햅틱 도움 등의 로봇 활용 훈련에 더욱 유용하게 사용될 수 있을 것이다.

### 후기

이 논문은 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 ICT명품인재양성사업(IITP-R0346-16-1007)과 정보통신기술진흥센터의 산업원천기술개발사업(2017-0-00179), 그리고 한국연구재단 과학기술인문사회융합연구사업(NRF-2016M3C1B6929724)의 연구과제로 수행되었음.

### 참고문헌

[1] D. J. Reinkensmeyer and J. L. Patton, "Can robots help the learning of skilled actions?" *Exerc. Sport Sci. Rev.*, vol. 37, no. 1, pp. 43-51, 2009.

[2] *Vehicle Physics Pro (VPP)*, <http://www.vehiclephysicspro.com>

[3] 이호진, Reza Haghghi Osgouei, 이인, 신성환, 최승문, "가상 운전 환경에서의 힘 피드백 제공을 위한 햅틱 가속 페달", *제 8회 한국로봇종합학술대회 논문집*, pp. 257-258, 2013.

[4] M. C. Nechyba and Y. Xu, "Human control strategy: Abstraction, verification, and replication," *IEEE Control Syst. Mag.*, vol. 17, no. 5, pp. 48-61, 1997.